

Satellitengestützte Vermessung von städtischem Grün in deutschen Städten

Julia Tenikl, Michael Wurm, Matthias Weigand, Jeroen Staab, Inken Müller, Hannes Taubenböck

Zusammenfassung

Urbane Grünflächen besitzen vielfältige Funktionen und sind als Bereitsteller von Ökosystemleistungen von zentraler Bedeutung. Sie dienen als Naherholungsflächen für die Stadtbevölkerung, als Lebensraum für Flora und Fauna und verbessern die Luftqualität. Mit Daten des europäischen Erdbeobachtungsprogramms Copernicus werden Satellitendaten in einer hohen geometrischen Auflösung sowie mit einer hohen räumlichen und zeitlichen Abdeckung kostenlos zur Verfügung gestellt. Die Aufnahmen der Sentinel-2 Satelliten des Copernicus Programms werden in dieser Analyse verwendet, um urbane Grünflächen in deutschen Städten zu kartieren. Um phänologische Einflüsse abzubilden wird der Jahresgang der Vegetation anhand eines Medianmosaiks bzw. über Vegetationsindizes berücksichtigt. Darauf aufbauend wurde eine Methodik zur Landnutzungs-/Landbedeckungsklassifikation auf Basis von LUCAS Referenzpunkten entwickelt und getestet. Die hohe Gesamtgenauigkeit von 92,3 % zeigt, dass innerstädtische Grünflächen mithilfe flächendeckender Satellitendaten in hohem Detailgrad erfasst werden können.

1 Einführung

Für die stetig wachsende städtische Bevölkerung sind urbane Grünflächen zur Bereitstellung von Ökosystemleistungen von zentraler Bedeutung (Grunewald et al. 2017). Urbane Grünflächen besitzen vielfältige Funktionen, sie stellen eine Möglichkeit zur Naherholung, verbessern die Luftqualität sowie das Mikroklima in Städten und dienen als Lebensraum für Flora und Fauna (Santos et al. 2016). Eine systematische Erfassung und ein Monitoring der Grünflächen sind mit terrestrischen Methoden, wie z. B. der visuellen Interpretation von Luftbildern oder Feldarbeit, kosten- und zeitintensiv. Eine effizientere und kostengünstigere Variante stellt die satellitengestützte Fernerkundung dar. Mit diesen Daten und Methoden kann eine flächendeckende Erfassung innerstädtischer Grünflächen bei hoher geometrischer, zeitlicher und thematischer Auflösung erfolgen (Wurm et al. 2010; Huang et al. 2013; Taubenböck et al. 2016; Grunewald et al. 2017; Haas, Ban 2017). Für die automatisierte Erfassung von urbanen Grünflächen stellt die Heterogenität und Größe der Flächen sowie die Saisonalität der Vegetation eine Herausforderung dar. Auch das Vorhandensein von belastbaren Referenzdaten in ausreichender Anzahl ist von essentieller Bedeutung für die Bildung einer Klassifikation aus fernerkundlichen Daten.

2 Daten

Mit den Sentinel-2 Satelliten des Erdbeobachtungsprogramms Copernicus der EU sind Satellitendaten in einer hohen räumlichen Auflösung von 10 m kostenfrei vorhanden. Zusätzlich verfügt Sentinel-2 mit seiner Schwadbreite von 290 km über eine große räumliche Abdeckung bei gleichzeitiger hoher zeitlicher Abdeckung aufgrund zweier baugleicher Satelliten (Sentinel 2A+B), welche um 180° versetzt in der Erdumlaufbahn kreisen. Innerhalb von fünf Tagen wird jedes Gebiet auf der Landoberfläche mindestens einmal aufgenommen. Der Datenzugang erfolgt über verschiedene Online-Plattformen, wie beispielsweise CODE-DE (<https://code-de.org/>). Ein großer Vorteil dieser Satellitenmission stellt somit die große Datenverfügbarkeit aufgrund der hohen zeitlichen und räumlichen Abdeckung dar. Die Verfügbarkeit der Szenen für Deutschland wird in der Abbildung 1 dargestellt. Nach dem Start von Sentinel-2A im Juni 2015 wurden nach einer Comissioning-Phase ca. 20 Szenen für Deutschland pro Monat aufgenommen. Im März 2017 folgte Sentinel-2B, mit welchem sich die verfügbaren Szenen für Deutschland auf ca. 30 pro Monat erhöhten.

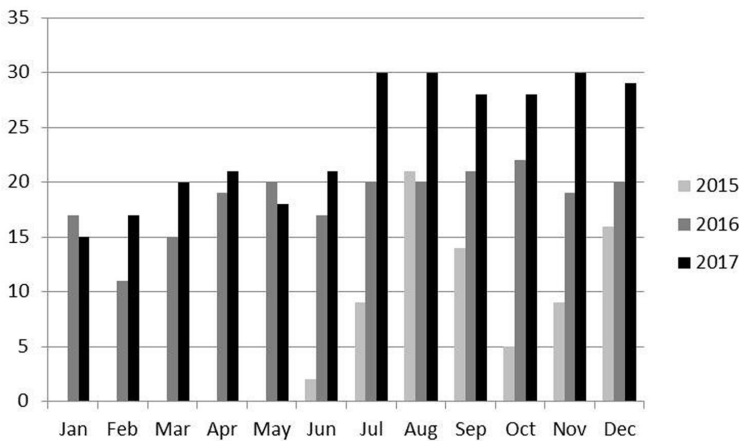


Abb. 1: Verfügbarkeit der Sentinel-2 Daten für Deutschland (Quelle: eigene Bearbeitung)

Für die Bildanalyse sind allerdings nicht sämtliche aufgezeichneten Szenen von ausreichender Qualität, da in mitteleuropäischen Breitengraden viele Satellitenaufnahmen durch atmosphärische Einflüsse wie vor allem Wolkenbedeckung keine ausreichende Betrachtung der Erdoberfläche zulassen. Durch die Festlegung eines maximalen Wolkenbedeckungsschwellwertes und einer Fokussierung auf die Sommermonate Mai bis September wird die Anzahl der auswertbaren Szenen signifikant reduziert. Die Konzentration auf die Sommermonate erfolgte, um phänologische Einflüsse durch die Variabilität der Vegetation zu berücksichtigen.

Die Sentinel-2 Szenen werden in 100 km x 100 km großen Kacheln bereitgestellt. Abbildung 2 zeigt die Abdeckungshäufigkeit für Deutschland mit einem Wolkenbedeckungsschwellwert $< 60\%$. Es kann der Abbildung 2 entnommen werden, dass alle Regionen in Deutschland trotz regionaler Unterschiede mit ausreichender Häufigkeit aufgenommen werden. Ein überregionaler Trend, dass im Norden des Landes weniger wolkenfreie Aufnahmen verfügbar sind ist sichtbar, jedoch nicht signifikant.

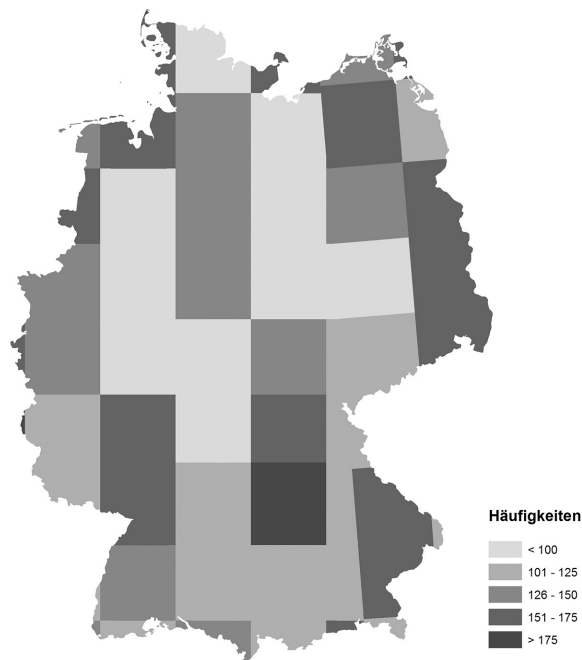


Abb. 2: Abdeckungshäufigkeiten der Sentinel-2 Daten für Deutschland mit einem Wolkenbedeckungsschwellwert $< 60\%$ im Zeitraum 2015 bis 2017 (Quelle: eigene Bearbeitung)

Für die Klassifikation der innerstädtischen Grünflächen wird ein maschinelles Lernverfahren zunächst mit einer Stichprobe an bekannten Referenzdaten angelernt und das Modell in weiterer Folge auf die gesamte Bildszene übertragen. Für die Lern- und Validierungsphase wurden 80 %, bzw. 20 % der Land Use and Land Cover Survey (LUCAS) Referenzpunkte von Eurostat genutzt (Eurostat 2015). Diese Punkte sind in acht semantische Hauptklassen unterteilt, welche in noch weitere Subklassen differenziert sind und die Landbedeckung angeben. Die Hauptklassen setzen sich wie folgt zusammen: *Künstliche Flächen*, *Landwirtschaftliche Anbauflächen*, *Bewaldete Flächen*, *Gebüsche*, *Gras- und Grünflächen*, *Vegetationslose Flächen*, *Gewässer und Feuchtgebiete*. Für diese Analyse sind vor allem die Klassen *Landwirtschaftliche Anbauflächen*, *Bewaldete Flächen*, *Gebüsche* sowie *Gras- und Grünflächen* entscheidend, wobei der Großteil der Punkte in den Klassen *Bewaldete Flächen* und *Gras- und Grünflächen* vorhanden ist.

Für Deutschland sind insgesamt über 26 000 dieser Punkte verfügbar. In einem 2 x 2 km Raster werden die Punkte für die EU-Staaten erhoben. Diese Daten werden in situ durch Feldbegehungen aufgenommen und alle drei Jahre erneuert. Für die vorliegende Analyse wurden die LUCAS-Referenzpunkte aus dem Jahr 2015 verwendet, da die LUCAS-Referenzpunkte von 2018 noch nicht vorlagen und sich die ausgewählten Satellitenzenen auf die Zeitperiode 2015-2017 beziehen.

3 Methodik

Vor der thematischen Bildanalyse werden die Satellitenbilddaten vorprozessiert, um atmosphärische Einflüsse zu reduzieren. Für die Wolkendetektion wird, basierend auf dem QA-Band der Sentinel-2 Satelliten, eine Wolkenmaske erstellt. Anschließend kann durch eine Überlagerung der Kacheln ein wolkenfreies Bildmosaik aus dem Median aller sich überlagernden Grauwerte pro Bildpunkt (Pixel) für den Zeitraum 2015-2017 gebildet werden. Gegenüber einem arithmetischen Mittelwert wird durch dieses Verfahren sichergestellt, dass keine statistischen Ausreißer die Analyse beeinflussen. Im vorliegenden Beitrag wird die Bildklassifikation für ein Gebiet im Großraum Münchens entwickelt und getestet. Für die Identifikation von aktiver Vegetation wird in multispektralen Satellitendaten ein Vegetationsindex (NDVI) aus den spektralen Bändern des roten Wellenlängenbereichs (665 nm) und des nahen Infrarots (842 nm) gebildet (Tucker 1979):

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR}^{\text{Rot}} - \text{Rot}}{\text{NIR} + \text{Rot}}$$

Zusätzlich zum NDVI werden weitere Layer, die die Nachbarschaftsbeziehungen der Pixel umfassen, wie z. B. GLCM (Gray-Level Co-Occurrence Matrix), berechnet. Basierend auf diesen spektralen Indizes und räumlichen Bildmerkmalen wie der Bildtextur, wird eine große Anzahl an räumlich-spektralen Merkmalen generiert (ca. 200 Merkmale), welche für die darauffolgende Klassifikation mit dem maschinellen Lernverfahren Random Forest (Breiman 2001) verwendet werden. Dieser überwachte und nicht-parametrische Algorithmus basiert auf einer Vielzahl von Entscheidungsbäumen, die durch verschiedene Trainings gebildet werden. Für diese Trainings wurden als Datengrundlage 80 % der LUCAS-Referenzpunkte genutzt und 20 % dieser Referenzpunkte dienten in weiteren Schritten zur Validierung. Der große Vorteil des Random Forest Algorithmus liegt in seiner relativ einfachen Anwendung, welcher auch verglichen zu anderen bekannten Klassifikationsmethoden, nachgewiesen sehr gute Ergebnisse liefert (Fernández-Delgado et al. 2014).

4 Ergebnisse

Das Klassifikationsergebnis für einen Ausschnitt des Testgebiets in München ist in Abbildung 3 dargestellt. Die Klassifikation besteht aus vier Grüntypklassen: *Laubbäume*, *Nadelbäume*, *Sträucher* und *Grasflächen*. Das Klassifikationsergebnis weist mit 92,3 % eine sehr hohe Gesamtgenauigkeit auf.

Größere urbane Grünflächen wie der Englische Garten (Nordosten), der Olympiapark (Norden) oder der Schlosspark Nymphenburg (Westen) werden gut abgebildet. Eine Differenzierung der verschiedenen Grüntypen wird in Abbildung 3 deutlich. Grasflächen, Laub- und Nadelbäume können mit hohen Genauigkeiten unterschieden werden. Aber nicht nur große, zusammenhängende Grünflächen werden erkannt, auch in den locker bebauten Gebieten im Westen der Stadt können teilweise sehr kleine Grünflächen (z. B. private Gärten) präzise erfasst werden. Die Klasse der Sträucher kommt in diesem Ausschnitt nur vereinzelt vor und stellt gleichzeitig die größte Herausforderung in der automatisierten Bildanalyse dar. Pixel dieser Klasse werden aufgrund der spektralen Ähnlichkeit häufig zu den Klassen Laubwald oder Grasfläche klassifiziert. Außerdem sind insgesamt für ganz Deutschland nur sehr wenige Trainings- und Referenzpunkte für die Klasse der Sträucher verfügbar. Darüber hinaus liegt die flächenhafte Ausdehnung von Sträuchern sehr häufig unter der Mindestkartiereinheit von 100 m².

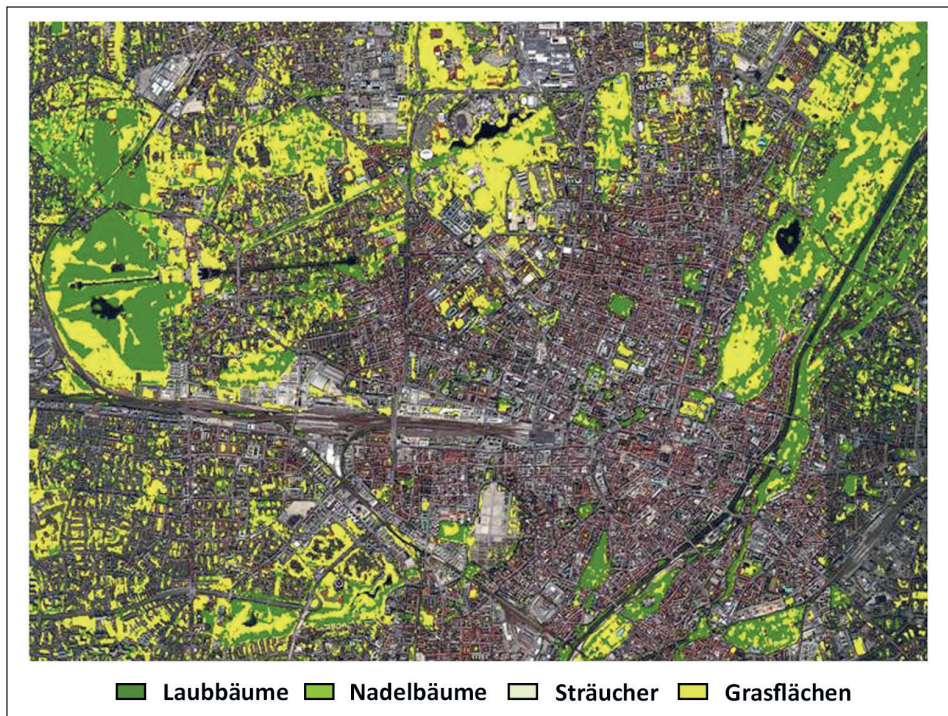


Abb. 3: Testklassifikation urbaner Grünflächen für das Stadtgebiet München
(Quelle: eigene Bearbeitung)

Zum Vergleich mit einem gängigen Klassifikationsprodukt wird in der folgenden Abbildung 4 ein Ausschnitt der erzeugten Klassifizierung dem European Urban Atlas (UA) gegenübergestellt. Der UA ist ein kostenloses Produkt des Copernicus Programms der EU, welches eine Klassifizierung von Städten über 100 000 Einwohner darstellt. Zu

Illustrationszwecken werden beim UA nur die für diese Studie relevanten Klassen dargestellt. Die große Grünfläche des Schlossparks Nymphenburg wird bei beiden Produkten gut abgebildet (Abbildung 4a, b). Die Differenzierung zwischen Laub- und Nadelbäumen sowie Grasflächen funktioniert nur bei der Klassifizierung mit Sentinel-Daten räumlich und thematisch sehr gut. Auch die kleinen Grünflächen im Osten, wie Straßenbegleitgrün und private Gärten werden in dieser Klassifikation berücksichtigt und erkannt. Diese werden dagegen im UA nicht abgebildet (Abbildung 4b, d).

Des Weiteren weisen die verschiedenen Nutzungsklassen beim UA teilweise auch Grünflächen in industriell genutzten Flächen auf oder die Grünflächen werden als Sport- und Freizeiteinrichtungsflächen klassifiziert (Abbildung 4a, b). Die hier vorgestellte Klassifizierung besitzt im Gegensatz zum UA eine detailliertere Abstufung der Grünflächen und bildet auch sehr kleine Grünflächen ab. Bei diesem Vergleich muss noch angemerkt werden, dass der UA auf einer Baublockebene mit einer minimalen Mapping Unit von 2 500 m² gebildet wurde. Hingegen wurde das vorliegende Klassifikationsergebnis mit einer Pixelgröße von lediglich 100 m² berechnet.

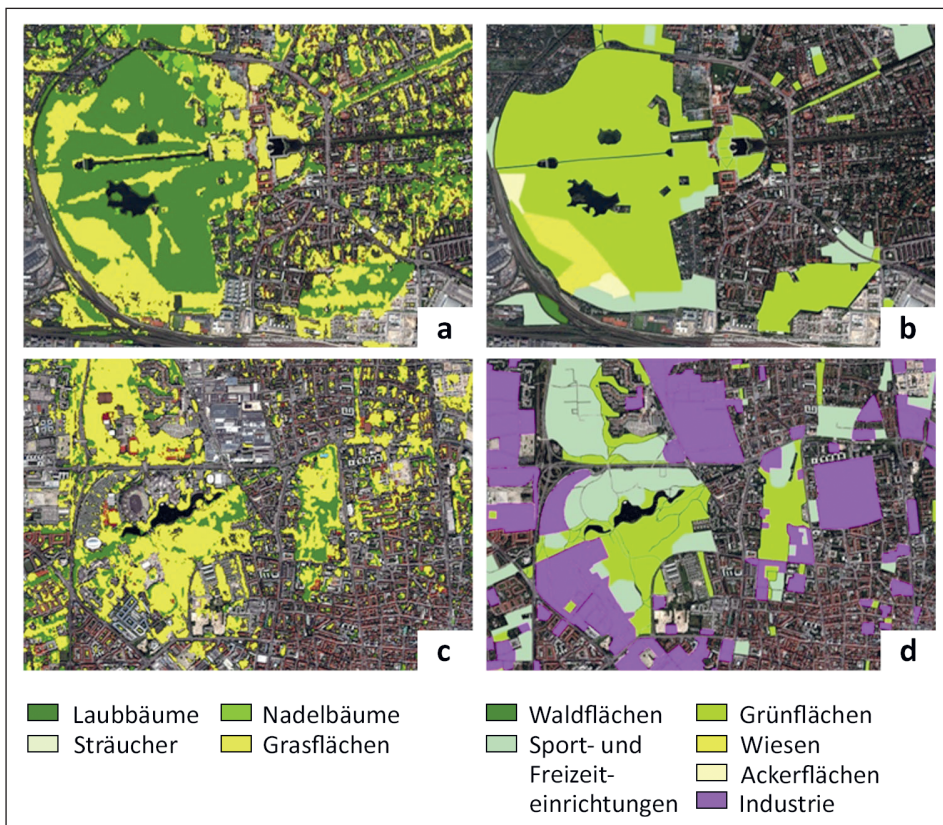


Abb. 4: a) Klassifikation Schlosspark Nymphenburg, b) UA Schlosspark Nymphenburg, c) Klassifikation Olympiaparkzentrum, d) UA Olympiaparkzentrum (Quelle: eigene Bearbeitung)

5 Fazit

Diese Studie zeigt einen Ansatz, um urbane Grünflächen aus Satellitendaten abzuleiten und eine Klassifikation zu bilden, welche vier Grüntypen (Laubwald, Nadelwald, Sträucher und Grasflächen) beinhaltet. Die verwendete Methode nutzt kostenfrei verfügbare Sentinel-2 Aufnahmen sowie kostenlos verfügbare Landbedeckungsreferenzpunkte der EU (LUCAS). Durch diese frei verfügbaren Daten wird eine Übertragbarkeit der Methode auf andere Gebiete gewährleistet. Die Klassifikation wurde am Beispiel eines Testgebietes für München entwickelt und durchgeführt. Das weiterführende Ziel ist eine Anwendung auf ganz Deutschland. Die hohe Gesamtgenauigkeit des Testklassifikationsergebnisses lässt auch gute Ergebnisse für andere Gebiete in Deutschland erwarten. Anhand des wolkenfreien Medianmosaiks, welches mit Szenen aus der Zeitperiode 2015-2017 gebildet wurde, kann eine Berechnung des NDVIs erfolgen und die Klassifikation berechnet werden. Aufbauend auf den weiteren Ergebnissen kann ein Überblick zu den urbanen Grünflächen in Deutschland geschaffen werden.

Danksagung

Die Autoren möchten sich für die Förderung beim Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) im Rahmen des Projekts Monitoring des Stadtgrüns sowie beim Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI) für die Finanzierung der Projekte meinGruen (FKZ 19F2073B) und SAUBER (FKZ 19F2064B) bedanken.

6 Literatur

Breiman, L. (2001): Random forests. In: Machine learning, 45(1): 5-32.

Eurostat (2015): LUCAS Data 2015.

<https://ec.europa.eu/eurostat/web/lucas/data/primary-data/2015>
(Zugriff: 17.01.2019).

Fernández-Delgado, M.; Cernadas, E.; Barro, S.; Amorim, D. (2014): Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? In: The Journal of Machine Learning Research 15(1): 3133-3181.

Grunewald, K.; Richter, B.; Meinel, G.; Herold, H.; Syrbe, R.-U. (2017): Proposal of indicators regarding the provision and accessibility of green spaces for assessing the ecosystem service "recreation in the city" in Germany. In: International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services & Management 13(2): 26-39.

Haas, J.; Ban, Y. (2017): Sentinel-1A SAR and sentinel-2A MSI data fusion for urban ecosystem service mapping. In: Remote Sensing Applications: Society and Environment, 8: 41-53.

- Huang, Y.; Yu, B.; Zhou, J.; Hu, C.; Tan, W.; Hu, Z.; Wu, J. (2013): Toward automatic estimation of urban green volume using airborne LiDAR data & high resolution Remote Sensing images. In: *Frontiers Earth Science* 7(1): 43-54.
- Santos, T.; Tenedório, J.; Gonçalves, J. (2016): Quantifying the city's green area potential gain using remote sensing data. In: *Sustainability*, 8(12): 1247.
- Taubenböck, H.; Standfuß, I.; Klotz, M.; Wurm, M. (2016): The Physical Density of the City – Deconstruction of the Delusive Density Measure with Evidence from Two European Megacities. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 5(11): 206.
- Tucker, C. J. (1979): Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, 8(2): 127-150.
- Wurm, M.; Taubenböck, H.; Dech, S. (2010): Quantification of urban structure on building block level utilizing multisensoral remote sensing data. In: *Earth Resources and Environmental Remote Sensing/GIS Applications. International Society for Optics and Photonics*, 7831: 78310H.